

論文97-34S-2-3

타원형 환경 모델을 이용한 이동로봇의 주행 제어

(Navigation Control of Mobile Robot Using Elliptical World Model)

韓 在 宗 *, 李 基 哲 **, 高 在 源 ***, 金 賢 泰 *, 李 義 振 *, 朴 玟 用 *

(Jae Jong HAN, Ki Chul LEE, Jae Won KHO, Hyun Tae KIM, Hee Jin LEE, and Mignon PARK)

요 약

본 논문에서는 미지 환경에 대한 초음파 센서 정보의 불확실성으로부터 이동로봇의 안전성을 확보하고 물체의 면이 갖는 방향을 예측하기 위하여 초음파 센서 정보를 타원이라는 기하학적 형태로 모델링한다. 이러한 모델을 이용하면 매번의 센서 측정 주기마다 얻어진 정보는 과거의 정보와 타원의 기하학적인 특성에 의해 클러스터링됨으로써 의사 결정 과정에 고려되어야 할 정보의 수를 줄일 수 있을 뿐만 아니라 전체적인 환경의 형태를 거의 정확하게 인식할 수 있다는 장점이 있다. 본 논문은 센서로부터 획득된 정보로부터 주변 환경을 타원형으로 모델링하고 타원으로 표현된 센서 정보를 사용한 새로운 지역 경로 생성 알고리즘을 제안한다. 타원으로 표현된 센서정보를 이용하여 지역 경로 계획에 이용하고자 할 때에는 타원의 기하학적 형태와 이동로봇의 위치에 따라 서로 다른 4가지의 상황이 존재한다. 본 논문에서는 타원의 기하학적 형태에 따른 가상 벡터 힘의 합에 의해 안전한 중간 경유점을 설정한다. 또한 여러 상황에 대한 주행 실험을 통해 제안된 타원형 환경 모델에 의한 지역 경로 계획법의 타당성을 입증한다.

Abstract

This paper proposes an elliptical world-modeling method in order to secure the safety of the mobile robot from the unreliability of ultrasonic sensors and to estimate the lateral orientation of the detected objects. This method is advantageous because the total amount of data that the robot utilizes is reduced when historical and new data are clustered during each sensing period and also because the objects in the environment can be almost exactly recognized. This paper also proposes a new local path planning algorithm which is divided into four different situations and guides the robot through the safe local path using data collected in elliptical form. This algorithm can help the AMR navigate by allowing it to sum up the virtual vector forces made from the ellipses in order to select a safe subgoal. This local path planning method using the elliptical world model has been proved by several navigation experiments.

I. 서 론

자율 이동로봇(AMR : autonomous mobile robot)는 외부의 지속적인 물리적 명령 전달 체계, 즉 인간의 조작이 없이도 주어진 명령에 대해 자율적인 능력을 발휘하는 시스템이다. 이러한 이동로봇에 대한 연구는 정형화된 작업 환경을 가정하는 매니플레이터(manipulator)와는 달리 많은 불확실성이 포함된 실제 환경의 가정하에서 이루어져야만 한다. 특히 미지의

* 正會員, 三星電館 生産技術研究所

(Manufacturing Tech. Lab., SDD)

** 正會員, 延世大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Yonsei Univ.)

*** 正會員, 柳韓專門大學校 制御計測科

(Dept. of Control & Instrumentation Eng., of Yuhan College.)

接受日字: 1995年9月11日, 수정완료일: 1997年1月11日

환경에서 이동로봇이 예기치 못하던 장애물을 안전하게 회피하여 목표점까지 도달하도록 하는 것은 매우 중요한 연구 과제중의 하나이다. 이를 위해서는 미지의 환경을 이동로봇 스스로가 인식할 수 있는 장치 및 이를 해석할 수 있는 방법이 필요하며 또한 현재의 자기 위치에서부터 목표점까지 안전한 경로를 실시간으로 생성할 수 있는 알고리즘이 필수적이다.

환경 인식을 위해 본 논문에서는 실시간 처리성을 지닌 초음파 센서를 사용한다. 초음파 센서는 센서의 중심각과 물체의 면사이가 어느 각 이상을 벗어나면 이 면을 감지하지 못하는 거울 현상(specularity)^[11]과 서로의 정보에 간섭을 일으키는 대화 현상(cross talk)이 있으므로, 이를 최소화하기 위해 이동로봇의 전면에 9개의 초음파를 원형으로 어레이를 형성하여 사용한다. 또한 이러한 초음파 어레이를 통해 얻어진 정보는 거리에 반비례하는 크기를 가진 타원으로 표현되어 안전한 거리 여유를 확보토록 하고, 타원이 갖는 기하학적인 성질을 이용하여 유클리드 공간상에서 간단한 연산만으로 경로 계획에 이용하도록 한다. 타원형 환경 모델(elliptical world modeling)이 주는 다른 하나의 장점은 현재의 정보를 과거의 정보와 융합(clustering)하여 매우 적은 메모리를 소비하면서도 거의 정확한 환경 지도를 형성할 수 있다는 것이다.

이렇게 인식된 환경정보를 이용하여 목표점까지 안전한 경로를 생성하는 것을 경로 계획이라 한다. 경로 계획에는 환경에 대한 완전한 사전지식을 가지고 이를 통해 미리 생성된 최적 경로를 수행하는 전체 경로 계획(global path planning)과 환경에 대한 사전지식 없이 매 주기마다 환경을 인식하고 판단하여 상황에 맞는 최적 경로를 계산한 후 수행하는 지역 경로 계획(local path planning)이 있다. 하지만 실제 상황에 있어서 모든 환경을 정확히 안다는 것은 불가능하고, 환경에 대한 선지식이 있다고 하더라도 예기치 못한 장애물 등이 출현할 수 있으므로 지역 경로 계획이 이동로봇의 자율 주행시에 필수적이다. 지금까지 이에 대한 연구가 지속적으로 행해졌으며 많은 방법이 제기되었다. 중요한 제안 방법들로는 모서리 검출(edge-detection) 방법^{[2] [3]}, 확실성 그리드(certainty grid) 환경 모델 방식^[4], 포텐셜 장(potential field)을 이용한 방법^{[5] [6]}, 가상힘 장(virtual force field)과 벡터장 히스토그램(vector field histogram) 방법^{[2] [7] [8] [9] [10]} 등이 알려져

있다. 하지만 이러한 연구들에 있어서는 장애물을 만날 때마다 멈추어야 한다든지 국부 최소점에 빠진다든지 하는 문제점들이 있었고 이를 해결하기 위해 수정된 방법들이 제기되어 왔다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하기 위해 타원형 환경을 통해 타원의 기하학적 특성을 이용, 기본 개념으로 직관적으로 명료한 모서리 검출 방법을 도입하고, 안전성을 높이기 위해 전진 벡터(PV : progress vector)와 미끄러짐 벡터(SV : sliding vector)를 이용하여 중간 경유점(subgoal)의 방향을 선택한다.

II. 초음파 센서 및 타원형 환경 모델

1. 초음파 센서의 물체 검출 모델

본 절에서는 Kuc의 연구^{[11] [12]}와 Leonard, Durrant-White가 제시한 초음파 센서의 실험 모델을 바탕으로 실제 관측된 초음파 센서 실험 데이터를 가장 잘 묘사할 수 있는 초음파 센서의 검출 모델을 제시한다. 공간상에 존재하는 물체들을 큰 윤곽만으로 표현할 때 여러 개의 선으로 이루어진 다면체로 생각할 수 있다. 특히 건물내의 복도나 사무실, 공장의 내부와 같이 우리가 생활하거나 이동로봇의 응용이 가능한 환경은 대체로 인공적으로 잘 정제되어 만들어진 곳이므로 이러한 모델링이 잘 적용된다. 이러한 환경 안에서 초음파 센서를 통해 인식해야 할 장애물 요소는 몇 개의 꼭지점과 그 꼭지점으로 이루어지는 선분을 갖는 다면체의 형태로 표현할 수 있다. 따라서 n각형의 장애물중 두 점이 주어지고 이 두점으로 이루어지는 선분을 인식할 경우의 초음파 센서의 물체 검출시의 모습을 그림 1에 보이고 있다.

여기서, 센서 벡터 \mathbf{a}_s 는 $\mathbf{a}_s = [x_s \ y_s \ \alpha_s]$ 로 정의되며 x_s , y_s 는 센서 S의 x와 y 위치를 나타내고 α_s 는 센서 S의 중심각을 나타낸다. 초음파 센서의 특성상 센서의 방향이 장애물의 경사면과 이루는 각이 어느 이상의 범위를 넘어서면 파는 센서로 수신되지 못하고 반사되거나 산란되어 버리게 된다. 따라서 초음파 센서에 파가 되돌아 올 수 있는 최대 각도를 $\beta_s/2$ 로 정의하고 센서의 중심각에서 좌우로 이 각도를 넘어서면 파의 응답은 오지 않는 것으로 짐작할 수 있다. 이 각은 보통 경사면에 대해 15° 정도가 되며 초음파의 빔은 30° 정도의 각을 가지는 것으로 모델링 할 수 있다. 또한 초음파 센서가 최대로 물체를 인식할 수 있는 거리

한계가 있을 수 있는데 이를 R_{max} 로 정의하였다. 물체가 최대 탐거거리내에 존재하게 되면 센서 위치에서 가장 가까운 곳에 있는 부분에 반사되어 수신단으로 되돌아오게 될 것이다. 따라서 센서가 인식한 물체의 거리 정보 r_s 는 센서 중심에서 장애물 면인 선분까지의 최단 거리로 표현할 수 있게 된다. 이때 센서 중심과 최소 거리로 만나는 점까지를 잇는 직선이 절대 좌표상의 x축과 양의 방향으로 이루는 각을 ϕ_s 로 나타낸다. 두 점 (x_i, y_i) 와 (x_{i+1}, y_{i+1}) 이 주어졌다고 할 때

$$r_s = \frac{|x_i(y_{i+1}-y_i) - y_i(x_{i+1}-x_i) - x_i(y_{i+1}-y_i) + y_i(x_{i+1}-x_i)|}{\sqrt{(x_{i+1}-x_i)^2 + (y_{i+1}-y_i)^2}} \quad (1)$$

$$\phi_s = \tan^{-1}\left(-\frac{x_{i+1}-x_i}{y_{i+1}-y_i}\right) \quad (2)$$

를 얻을 수 있다. 이때 초음파 센서가 두점으로 이루어진 선분을 검출할 수 있는 조건은 다음과 같다.

$$(1) \quad r_s \leq R_{max} \quad (3)$$

$$(2) \quad \left(\alpha_s - \frac{\beta_s}{2}\right) \leq \phi_s \leq \left(\alpha_s + \frac{\beta_s}{2}\right) \quad (4)$$

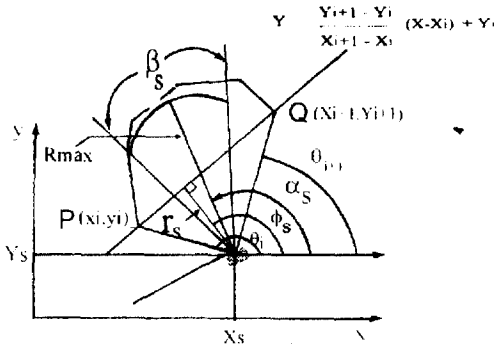


그림 1. 선분에 대한 정보 획득 모델
Fig. 1. Object detection model of US(ultrasonic) sensor for line.

2. 타원형 환경 모델과 클러스터링(Clustering)

본 절에서는 처리 속도의 향상을 위해 초음파 센서를 사용하며 장애물 면이 주는 특징을 이용하기 위해 물체의 기하학적 특징 기반 모델(feature-based model)을 구축한다. 초음파 센서의 부정확한 정보를 표현하기 위해 다음과 같은 장애물 면의 타원형 모델(elliptical model)을 제안한다. 타원형 환경 모델이 의미하는 바는 인식된 장애물 면의 방향을 최대도 이용

하고 그 면으로부터 장애물이 갖는 부피를 고려하여 안전성을 고려하자는 데 있다. 그림 2에서 알 수 있듯이 타원은 하나의 센서에 대해서 거리 정보가 멀 때는 그 크기가 작아지고 거리가 가까울 때는 큰 타원으로 인식된다. 이것은 안전성의 측면에서 볼 때 거리가 멀 경우 검출된 장애물이 큰 위협이 되지 않지만 가까울 때는 큰 위협 요소로 작용됨을 의미한다.

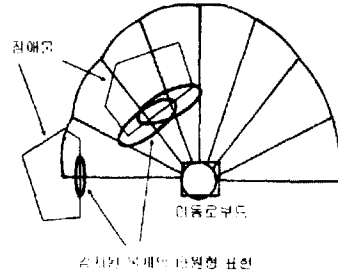


그림 2. 타원형 환경 모델
Fig. 2. Elliptical world model.

초음파 센서의 최대 측정 가능 거리를 R_{max} 라 하고, 최소 측정 가능 거리를 ϵ_r 이라 할 때, 검출된 거리 정보 r_s 가 주어지면 타원의 장축의 반지름 a_2 와 단축의 반지름 b_2 는 다음과 같이 정의된다.

$$a_2 = (R_{max} + \epsilon_r - r_s) \tan\left(\frac{\beta_s}{2}\right) \quad (5)$$

$$b_2 = \frac{a_2}{2}$$

이때, 실험에서 쓰인 센서의 R_{max} 는 2 m, ϵ_r 는 0.1 m이다.

타원이 절대 좌표축에 대해 기울어진 각 θ_2 는

$$\theta_2 = \alpha_s + 90^\circ - 180^\circ \cdot n \quad (n \text{은 정수}, 0^\circ \leq \theta_2 \leq 180^\circ) \quad (6)$$

이며, 이때 타원의 장축은 센서의 중심축과 서로 수직 관계에 있다.

또한, 타원의 중심 x_2 과 y_2 는 센서의 위치와 각, 얻어진 거리정보에 의해 다음 식으로 구한다.

$$\begin{aligned} x_2 &= x_s + r_s \cos \alpha_s \\ y_2 &= y_s + r_s \sin \alpha_s \end{aligned} \quad (7)$$

식 (5)에서 식 (7)로부터 시간 k 에서의 다음과 같은 측정 행렬(measurement matrix) $Z(k)$ 를 통해 측정치(measurement value)를 저장한다.

$$\mathbf{Z}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_1(k) \\ \mathbf{z}_2(k) \\ \vdots \\ \mathbf{z}_{n_s}(k) \end{bmatrix} = [\mathbf{x}_z(k) \ \mathbf{y}_z(k) \ \mathbf{a}_z(k) \ \mathbf{b}_z(k) \ \theta_z(k)] \quad (8)$$

여기서, n_s 는 시간 k 에서 9개의 초음파 센서 어레이가 얻은 총 정보 수이며, 그 최대값은 총 센서수인 9가 된다.

측정된 정보는 불필요한 연산 시간을 줄이고, 데이터 저장에 필요한 메모리를 절약하며, 검출된 장애물의 형태 인식을 위하여 유사한 정보끼리 클러스터링(Clustering)에 의하여 융합된다. 클러스터링은 현재 시간 k 에서 얻어진 정보만으로 융합되는 오토-클러스터(auto-cluster)와, 시간 $k-1$ 까지의 과거 정보와 현재 k 의 정보가 융합되는 크로스-클러스터(cross-cluster)로 나뉜다. 이를 식으로 표현하면 식 (9)와 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{Z}}(k) &= \mathbf{f}(k|k) \\ \tilde{\mathbf{Z}}(k) &= \mathbf{f}(k|k-1) \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, $\hat{\mathbf{Z}}(k)$ 는 오토-클러스터(Auto-Cluster)를, $\tilde{\mathbf{Z}}(k)$ 는 크로스-클러스터(cross-cluster)를 나타낸다. 센서의 개수가 $n_s=9$ 일때 오토-클러스터의 수를 \hat{n}_k 라 하고, 크로스-클러스터의 수를 \tilde{n}_k 라 하면, 다음과 같은 식 (10)이 만족된다.

$$\begin{aligned} n_k &\leq n_s \\ \hat{n}_k &\leq n_k \\ \tilde{n}_k &\leq (\tilde{n}_{k-1} + n_k) \end{aligned} \quad (10)$$

식 (9)에서 함수 \mathbf{f} 는 클러스터 함수를 의미하며, 이 함수를 통하여 측정치 요소들이 클러스터링 된다 [14]. 이때 두 측정치 요소 z_i 와 z_j 가 있다면, 다음의 두 조건을 만족할 때 유사 척도 함수(similarity measure function) $\zeta(z_i, z_j)$ 가 1이 되어 하나의 요소로 클러스터링 되도록 정의한다.

$$(i) \quad |\theta_{z_i} - \theta_{z_j}| \leq \delta_\theta \quad (11)$$

$$(ii) \quad z_i \text{의 장축의 양 끝점중 어느 하나라도 } z_j \text{내에 포함되거나, } z_j \text{의 장축의 양 끝점중 어느 하나라도 } z_i \text{내에 포함될 때} \quad (12)$$

식 (11)은 두 타원의 기울어진 정도가 유사해야 함을 의미하며, 하나의 센서가 장애물의 같은 면을 감지했을

때 생길 수 있는 타원의 최대 기울어짐각 차이는 30° 가 되므로 각 임계치(angle threshold) δ_θ 는 30° 로 정의되었다. 식 (12)는 거리 유사성을 나타낸다.

또한 두 측정치 요소 z_i 와 z_j 가 클러스터링 되어 생기는 새로운 측정치(updated measurement)는 다음의 식(13)에서 (17)로부터 얻어진다. 여기서, 점 (x_{c1}, y_{c1}) 과 (x_{c2}, y_{c2}) 는 z_i 의 장축의 끝점과 z_j 의 장축의 끝점 중 둘 사이의 거리가 가장 먼 두 끝점의 조합을 의미한다. 만일 z_i 가 z_j 에 포함된다면 z_i 의 두 장축 끝점이 각각 (x_{c1}, y_{c1}) 과 (x_{c2}, y_{c2}) 이 된다.

$$(i) \quad x_z = \frac{(x_{c1} + x_{c2})}{2} \quad (13)$$

$$(ii) \quad y_z = \frac{(y_{c1} + y_{c2})}{2} \quad (14)$$

$$(iii) \quad a_z = \frac{\sqrt{(x_{c1} - x_{c2})^2 + (y_{c1} - y_{c2})^2}}{2} \quad (15)$$

$$(iv) \quad b_z = \begin{cases} \frac{a_z}{8} & , a_z \geq 2.0 \\ \max(b_{z1}, b_{z2}) & , a_z < 2.0 \end{cases} \quad (16)$$

$$(v) \quad \theta_z = \tan^{-1}\left(\frac{y_{c2} - y_{c1}}{x_{c2} - x_{c1}}\right) \quad (17)$$

여기서 식 (16)은 단축의 반지름을 갱신할 때, 장축의 반지름이 2.0 m 이내에 있을 때는 b_{z1} 와 b_{z2} 중 최대값을 선택하고, 장축의 반지름이 2.0 m를 넘어서면 그의 1/8 되는 값을 선택함을 의미한다. 이것은 타원이 매우 커질 때 그에 반해 단축의 길이가 너무 작아져 이동로봇이 장애물 면에 너무 접근하는 것을 방지하기 위해서이다. 클러스터링된 타원중 매우 작은 것은 그 영향도가 작을 뿐 아니라 센서의 에러(error)에 의한 정보일 가능성이 많으므로 계산 속도의 증가를 위해 제거한다.

III. 지역 경로 계획 알고리즘

본 연구에서 설계한 지역 경로 계획기(local path planner)는 다음과 같은 기본적인 전략을 바탕으로 이루어진다.

첫째, 이동로봇은 안전성(safety)을 만족해야 한다. 이때 안전성이란 장애물과의 충돌 상황이 일어나지 않아야 함은 물론이고, 중간 경유점 선정에 따른 이동로봇의 급격한 방향 변화가 없어서 안전하고 부드러운 이동 동작(safe motion)을 취해야 하는 것으로 정의하였다.

둘째, 이동로봇이 어떤 상황에 있는지 국부 최소점(local minima)에 빠지지 말아야 하며 항상 목표점(goal point)에 도달할 수 있어야 한다.

셋째, 위의 두가지 조건이 만족되는 상황에서 가장 목표점에 빨리 도달할 수 있는 경로(shortest path)를 선택해야 한다.

본 논문에서는 위의 세 조건을 만족하는 경로를 최적 경로(optimal path)로 정의한다.

이동로봇이 검출된 타원을 사용하여 중간 경유점을 찾을 때의 상황은 크게 4가지의 경우로 나누어 볼 수 있다. 각각의 경우에서 타원의 기하학적 특성을 이용하는 방법은 달라지며 다음에 이를 각각 설명한다.

1. MPV(Modified Progress Vector)에 의한 중간 경유점 생성

이동로봇이 목표점으로 이동하고자 할때 장애물을 검출하여 타원을 생성시킨 가장 일반적인 형태가 그림 3이다. 이것은 이동로봇이 목표점을 가로막은 타원의 장축면을 바라보고 있는 형태이다. 이때 로봇은 장애물을 피하며 목표점에 가장 빨리 도달하는 길을 택하기 위해 우선 로봇의 중심을 지나는 직선이 타원과 접하는 점으로 이동을 시도한다. 하지만 이 점은 이동로봇으로 하여금 안전한 경로를 보장해 주지는 못한다. 따라서, 보다 안전한 길을 마련해 주기 위해 타원은 로봇을 밀어내는 힘을 발휘한다. 이때 이 힘은 단순히 로봇을 장애물에 부딪치지 않도록 밀어내는 것이 아니라 목표점으로 전진이 가능케 하기 위해 장애물의 면을 따라 미끄러지도록 하였다. 이에 따라 그림 3에서 볼 수 있는 바와 같은 두가지의 벡터(vector)가 생성이 된다. 이동로봇의 중심에서 타원의 접점으로 향한 단위 벡터를 진행 벡터(PV : progress vector)라 하며, 타원의 장축에 비례하는 크기를 갖고 PV의 방향을 장애물로부터 밀어주는 방향으로 장축의 양 끝점에 의해 발생하는 벡터를 미끄러짐 벡터(SV : sliding vector)라 한다. 이때 SV가 타원의 장축에 비례하는 힘을 갖는 것은 다음과 같은 두가지의 의미를 가진다.

첫째, 장애물이 가까운 거리에 있으면 타원이 크게 형성되므로 큰 힘의 SV가 생겨 큰 힘으로 로봇을 밀어줄 수 있게 된다.

둘째, 매우 긴 면을 지닌 장애물이 목표점을 가로막고 있을 때, 거리가 아주 가깝지 않다고 하더라도 계속된 클러스터링에 의해 긴 타원이 형성된다. 이것은 벽

이 계속해서 존재할 가능성이 많음을 의미하며, 이때 긴 타원에 의한 큰 힘의 SV는 PV의 방향을 많이 수정해 준다.

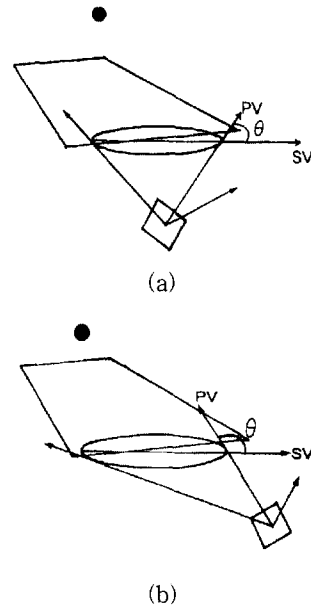


그림 3. MPV에 의한 중간 경유점 생성 상황
Fig. 3. Subgoal selection by MPV.

SV의 힘이 충분히 크다면 이동로봇은 검출된 장애물의 면과 평행하게 이동하여 장애물을 회피하게 된다. 하지만 그림 3의 (b)와 같이 PV와 SV가 이루는 각이 둔각을 이룬다면 이동로봇은 어느 정도 그 장애물을 피해 있는 상태가 되므로 매우 큰 힘의 SV는 불필요하게 되며 로봇의 이동 동작을 비효율적으로 만들 위험이 있다. 따라서 이때의 SV의 크기는 PV 크기의 2/3 정도만을 고려하기로 한다.

타원의 장축의 두 끝점 $P_1(x_{p1}, y_{p1})$, $P_2(x_{p2}, y_{p2})$ 은 타원으로부터 다음 식을 통해 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \pm \begin{bmatrix} a_z \cos \theta_z \\ a_z \sin \theta_z \end{bmatrix} \quad (18)$$

또 로봇의 중심을 (x_r, y_r) , 로봇의 중심에서 타원에 그른 접선의 접점을 각각 $T_1(x_{t1}, y_{t1})$, $T_2(x_{t2}, y_{t2})$ 라 하면 PV는 다음과 같이 표현된다.

$$PV_i = \frac{1}{\sqrt{(x_n - x_r)^2 + (y_n - y_r)^2}} (x_n - x_r, y_n - y_r) \quad (19)$$

for $i = 1, 2$

그림 3에서 PV_1 을 장애물로부터 밀어내는 벡터를

SV_1 , PV_2 를 장애물로부터 밀어내는 벡터를 SV_2 라 하면 다음 식으로 SV를 표현할 수 있다. 이때 P_1 은 T_1 과 P_2 는 T_2 와 유사한 거리에 있다.

$$\begin{aligned} SV_1 &= (x_{p1} - x_{r2}, y_{p1} - y_{r2}) \\ SV_2 &= (x_{r2} - x_{p1}, y_{r2} - y_{p1}) \end{aligned} \quad (20)$$

식 (19)와 (20)에서 얻어진 PV와 SV에 비례한 벡터의 합으로 수정된 진행 벡터(MPV : Modified Progress Vector)를 다음 식과 같이 얻을 수 있다.

$$MPV_i = \frac{PV_i + \mu SV_i}{|PV_i - \mu SV_i|}, \quad i = 1, 2 \quad (21)$$

단, $PV_i \neq \pm \mu SV_i$

이때 μ 는 SV의 비례 상수이며 그림 3 (b)의 경우에는 식 (22)와 같다.

$$\mu = \frac{2}{3|SV_i|} \quad (22)$$

MPV는 이동로봇이 현재의 위치에서부터 안전하게 진행할 수 있는 방향과 거리를 표시하므로 식 (21)에 의한 두개의 MPV로 다음 식 (23)과 같이 두개의 중간 경유점 후보를 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_{SGi} \\ y_{SGi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r + x_{MPVi} \\ y_r + y_{MPVi} \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2 \quad (23)$$

두개의 중간 경유점 후보는 이동로봇의 중심에서 볼때 각각 시계방향(clockwise)과 반시계방향(counterclockwise)의 방향성을 지니고 있으며 만일 계산된 중간 경유점 후보가 안전하지 않을 때는 각각의 방향을 따라 안전한 경유점을 찾을 때까지 위의 과정을 반복한다. 이를 그림 4에서 보이고 있다.

위에서 설명한 방법에 의해 두개의 중간 경유점이 설정되면 각각에 대해 식 (24)와 같은 비용 함수(cost function)를 계산하여 가격이 적은 중간 경유점을 최종 경유점으로 선정한다.

$$J = d|\theta_r(k) - \theta_{SG}(k)| + \beta \sqrt{|x_g - x_{SG}(k)|^2 + |y_g - y_{SG}(k)|^2} + \gamma N \quad (24)$$

- 여기서, $\theta_r(k)$: 이동로봇의 현재 진행 방향각
- $\theta_{SG}(k)$: subgoal의 각도
- x_g, y_g : 목표점의 위치
- $x_{SG}(k), y_{SG}(k)$: 현재의 subgoal 위치
- N : subgoal을 정하기까지 계산된 타원수

J 의 첫번째 항은 이동로봇의 현재 진행 방향에서 다음에 이동해야 할 점까지 가기 위해 변경해야 할 각도

변화를 나타낸다. 로봇의 안전한 모션(motion)을 위해 이 항을 가장 중요하게 고려하였다. 두번째 항은 계산된 중간 경유점에서 목표점까지의 거리이며 거리가 작을수록 최단 거리가 된다. 세번째 항은 안전한 중간 경유점을 찾기 위해 계산한 타원의 개수이며 이것이 많으면 그만큼 장애물이 많이 존재하므로 위험한 영역이 된다.

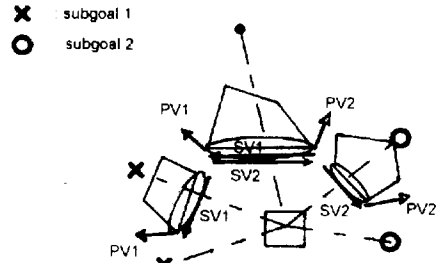


그림 4. 다수 장애물 존재시 중간 경유점 설정
Fig. 4. Subgoal selection in case of several obstacles.

2. SMPV(Special MPV)에 의한 중간 경유점 생성
타원에 의해 중간 경유점을 계산할 때 대부분의 상황은 그림 3과 같은 경우이며, 3-1절에서 설명한 MPV에 의해 안전한 중간 경유점을 찾을 수 있다. 하지만 그림 5에서 보는 바와 같이 이동로봇이 장애물의 한 면을 빠져나온 뒤, 연속된 다른 면을 미처 발견하지 못한 상황에서 먼저본 타원이 목표점을 가린 경우 이 타원에 의한 장애물 회피를 시도해야 한다. 이 상황에서는 장애물의 연속된 다른 한면이 존재할 것이기 때문에 그림 5에서 보는 바와 같이 이때 발생하는 PV 방향으로의 이동은 불합리할 뿐 아니라 매우 위험하게 된다. 따라서 이러한 경우에서의 MPV발생은 안전한 경로의 생성을 위해 앞서와 다른 계산 과정을 거치게 된다.

그림 5와 같은 상황은 이동로봇이 장애물의 면을 옆에서 바라본 것이므로 타원의 장축의 면을 고려하는 것은 의미가 없고 단축을 통해 장애물의 연속된 면을 추정하는 것이 바람직하다. 초음파 센서의 특성으로 미루어 볼때 연속된 면과 현재 타원의 장축이 이루는 각은 90°이하가 될 것이다. 따라서 이러한 상황에서는 일단 단축과 평행한 방향으로 이동하여 장애물로의 접근을 막고 연속된 장애물 면을 검출하도록 한다.

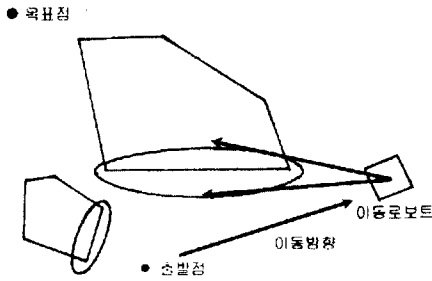


그림 5. SMPV에 의한 중간 경유점 생성 상황
Fig. 5. Subgoal selection by SMPV.

타원의 단축의 양 끝점을 각각 $Q_1(x_{a1}, y_{a1}), Q_2(x_{a2}, y_{a2})$ 라고 하면 다음 식과 같은 SMPV를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{SMPV}_1 &= \frac{1}{\sqrt{(x_{a1}-x_{a2})^2+(y_{a1}-y_{a2})^2}}(x_{a1}-x_{a2}, y_{a1}-y_{a2}) \\ \text{SMPV}_2 &= \frac{1}{\sqrt{(x_{a2}-x_{a1})^2+(y_{a2}-y_{a1})^2}}(x_{a2}-x_{a1}, y_{a2}-y_{a1}) \end{aligned} \quad (25)$$

식 (25)에서 현재 이동로봇의 heading, $\theta_r(k)$ 와 유사한 각을 지닌 벡터를 최종 SMPV로 선택한다. 중간 경유점은 MPV 대신 SMPV를 사용한다는 것만 제외하고 식 (23)을 사용하여 구할 수 있다.

3. 위급(Emergency) 상황에서의 중간 경유점 생성 SV의 특징은 이동로봇을 장애물로부터 밀어내는 역할을 하지 않고 장애물 면을 따라 이동하도록 하는 역할만을 하므로, 그림 6에서와 같이 이동로봇이 장애물에 너무 가까이 위치해 있는 경우 이동로봇의 중심이 타원의 내부에 속하게 되어 매우 위험함에도 그 상황을 극복하지 못하는 경우가 발생할 수 있다. 이러한 상황을 위급(emergency) 상황이라 정의하고 EPV (emergency progress vector)와 EPsV (emergency pushing vector)에 의해 EMPV (emergency modified progress vector)를 생성하여 이 상황을 극복한다.

초기 이동로봇의 진행(EPV) 방향은 3-1절에서의 충분히 큰 SV의 크기로 인한 MPV의 방향과 마찬가지로 장애물의 면을 따라 이동하는 방향이 된다. 하지만 이동로봇의 중심점이 타원의 내부에 있게 되면 매우 위험하므로 EPsV에 의해 이동로봇을 타원의 외부로 밀어낸다. EPsV의 크기는 이동로봇의 중심점에서 타원 장축에 이르는 수직거리가 작아질수록 커진다.

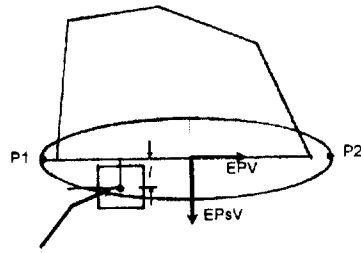


그림 6. 이동로봇의 위급 상황
Fig. 6. Emergency of AMR.

이동로봇의 진행 방향이 그림 6에서와 같이 P_1 에서 P_2 로 이동하는 방향이라면 다음 식과 같은 단위 벡터 EPV를 얻을 수 있다.

$$\text{EPV} = \frac{1}{\sqrt{(x_{p2}-x_{p1})^2+(y_{p2}-y_{p1})^2}}(x_{p2}-x_{p1}, y_{p2}-y_{p1}) \quad (26)$$

이동로봇의 중심점에서 타원의 장축에 내린 수선의 발을 $Q(x_q, y_q)$ 라 하고 이동로봇의 중심점과 점 Q와의 거리를 l 이라고 하면 EPsV는 다음 식(27)과 같다.

$$\text{EPsV} = \frac{K(l-D)^4+C}{l}(x_r-x_q, y_r-y_q) \quad (27)$$

여기서, D = 이동로봇의 크기
 K, C = constant
 $l \leq D$

위급 상황에서의 MPV (EMPV)는 다음 식 (11)과 같이 EPV와 EPsV의 합으로 계산된다.

$$\text{EMPV} = \text{EPV} + \text{EPsV} \quad (28)$$

이동로봇이 어떤 타원에 대해 위급 상황이 발생하면 목표점이나 다른 타원에 상관없이 EMPV를 사용하여 식 (23)과 같이 중간 경유점을 강제로 생성하여 일단 위급 상황을 벗어난다.

4. 막힘 상황(No Way Out)의 극복

목표점(goal)이나 중간 경유점(subgoal)이 주어지고 이동로봇의 현재 위치에서 그 점까지 이동하고자 할 때, 이동 경로가 안전한지 아닌지의 판단은 이동로봇의 중심점과 목표점까지를 잇는 선분과 그 선분의 좌우로 이동로봇의 폭만큼 떨어진 두 선분들이 어떤 타원과 만나는가에 의해 결정된다. 따라서 여러 장애물이 사방에 가까이 밀집해 있다면 이동로봇의 현재 위치에 따라서 이동로봇이 그 상황을 빠져 나갈 수

있는 길이 보이지 않을 수도 있다. 이것을 막힘 상황 (no way out)이라 하고 이 상황은 그림 7과 같이 많은 장애물들이 주위에 가까이 밀집해 있을 경우에 발생한다.

이러한 상황에서는 3-1절에서 3-3절까지의 방법만으로는 안전한 중간 경유점을 찾을 수가 없다. 따라서 지금까지 얻어진 국부(local) 정보를 전역(global) 정보로 사용하여 가장 안전한 통로를 찾고 이를 중간 경유점으로 설정한다. 예를 들어 그림 7에서는 현재 4개의 타원이 검출되었고 ①번과 ②번 타원의 장축의 끝점을 연결한 선분의 길이가 다른 두 타원으로 이루어지는 선분의 길이보다 길다. 그러므로 이동로봇의 폭을 고려하여 안전함이 인정된다면 이 선분의 중심점을 중간 경유점으로 설정하게 된다. 만일 이동하는 중간에 더욱 많은 정보가 얻어져서 이 점이 가장 안전한 중간 경유점이 아니라는 판단이 이루어지면 중간 경유점을 다시 갱신할 수 있다.

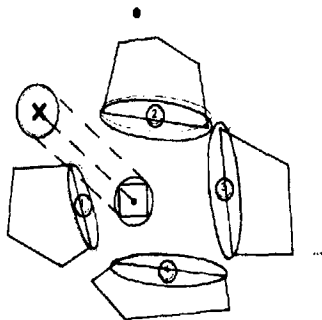


그림 7. 막힘 상황의 발생
Fig. 7. The case of no way out.

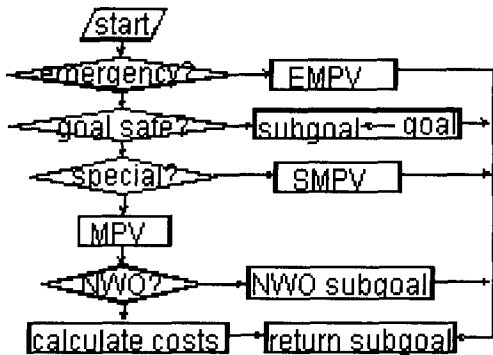


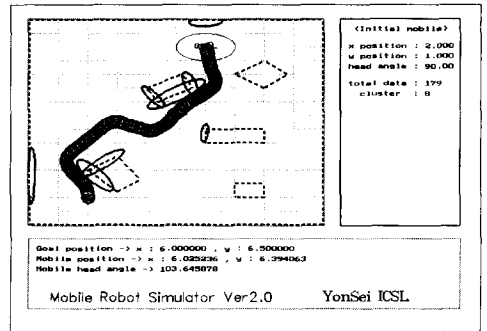
그림 8. 지역 경로 계획 알고리즘의 흐름도
Fig. 8. Flowchart of local path planning algorithm.

지금까지 설명한 타원형 환경 모델을 이용한 지역

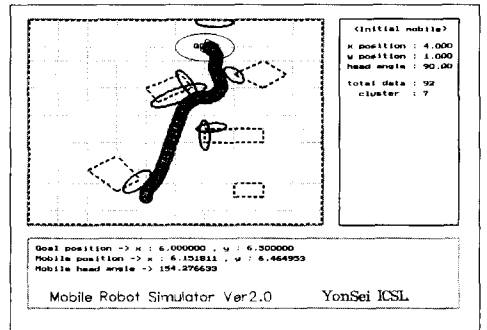
경로 발생기는 다음의 순서도와 같은 단계를 거쳐 중간 경유점을 설정한다.

IV. 실험 및 고찰

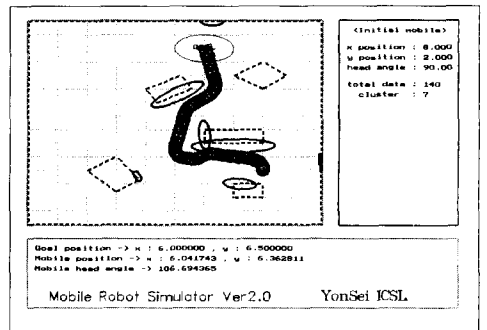
본 장에서는 3장에서 제안된 타원형 환경 모델을 이용한 지역 경로 계획 실험을 행한 결과를 보여준다. 그림 9의 실험은 가로 10.0m, 세로 7.5m의 밀폐된 공간에 5개의 장애물이 불규칙하게 흩어져 있는 상황을 가정하였으며, (a), (b), (c) 각각의 실험에서 이동로봇은 (2.0, 1.0, 90°), (4.0, 1.0, 90°), (8.0, 2.0, 90°)의 초기 위치와 방향각에서 출발하여 목표점 (6.0, 6.5)에 도달하였다.



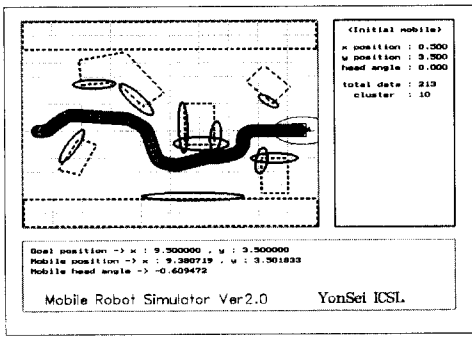
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 9. 여러 가지 초기 위치에 대한 지역 경로 계획 알고리즘의 주행 결과

- (a) 초기 위치 (2.0, 1.0, 90°)
- (b) 초기 위치 (4.0, 1.0, 90°)
- (c) 초기 위치 (8.0, 1.0, 90°)
- (d) 초기 위치 (0.5, 3.5, 0°)

Fig. 9. Navigation results of local path planning algorithm at various initial configuration.

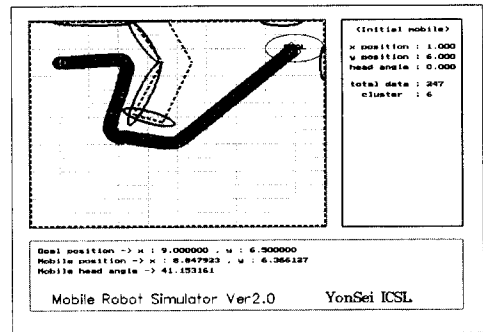
- (a) initial configuration (2.0,1.0,90°)
- (b) initial configuration (4.0,1.0,90°)
- (c) initial configuration (8.0,1.0,90°)
- (d) initial configuration (0.5, 3.5, 0°)

그림에서 알 수 있는 바와 같이 아주 가까운 위치에 장애물이 검출되었거나 연속된 장애물의 정보로 클러스터링된 타원은 이동로봇을 장애물 면과 평행하게 이동케 함으로써 안전한 주행을 보장하고 있다. 대부분의 상황에서 이동로봇은 타원에서 발생하는 MPV에 의해 중간 경유점을 설정하고 있으나, 그림 9의 (a)에서 보면 (8.0, 2.0)에서 출발한 이동로봇은 장애물 면의 방향 부정확성에 의해 장애물에 가까이 접근되었고 이어서 클러스터링된 타원에 의해 점 (6.2, 2.6)에서 EMPV를 발생하여 위험 상황에서 벗어남을 볼 수 있다. (b)의 실험에서 얻어진 센서 정보의 총 수는 179개이며 최종적으로 8개의 정보로 클러스터링되었고 (c)의 실험에서는 140개의 정보를 7개로 클러스터링하였다.

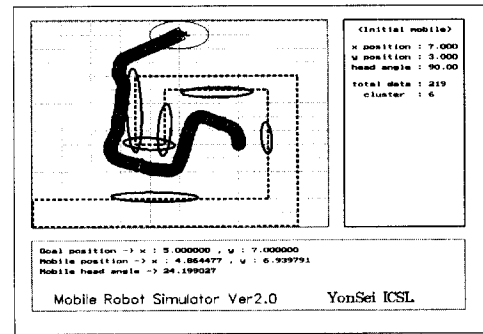
(d)에서는 이동로봇이 초기 위치 (0.5, 3.5)에서 0°를 바라보며 출발하였다. 모든 중간 경로점의 설정은 MPV에 의해서만 이루어 졌으며 이때의 총 센서 정보 수는 213개이며 최종적으로 클러스터링되어 저장되는 데이터 수는 10개로 줄여서 경로 계획에 이용함을 관찰하였다.

그림 10의 (a)는 (1.0, 6.0) 위치에서 0°의 방향으로 출발한 이동로봇이 (9.0, 6.5)의 목표점을 향해 가는 도중에 “>” 형태의 정면 장애물을 무사히 회피하고 있

음을 보여준다. 이동로봇은 (3.1, 3.3) 지점에서 SMPV를 발생하여 아직 관측되지 않은 장애물의 옆면을 예측한 후, 안전하게 장애물 회피에 성공하였다. 이 실험에서 247개의 센서 정보는 6개의 정보로 클러스터링되었다. 그림 10의 (b)로부터, (7.0, 3.0)에서 90°를 바라보고 있던 이동로봇이 (5.0, 7.0)의 목표점으로 이동하고자 할 때 정면에 U자 형태의 장애물이 위치하였으나 이동로봇은 이러한 데드-엔드(dead-end)상황을 극복하여 무사히 목표점까지 도달할 수 있음을 알 수 있다. 이동로봇은 점 (2.7, 5.1)에서 EMPV를 발생하여 과도한 장애물로의 접근을 피했으며, 219개의 정보는 6개의 정보로 클러스터링하다.



(a)



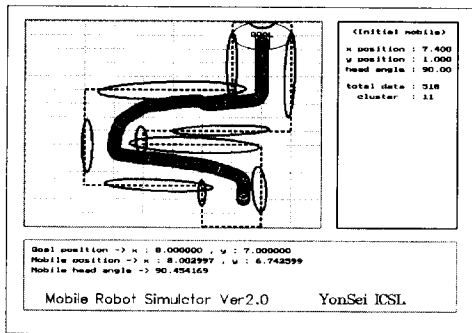
(b)

그림 10. 트랩 및 데드-엔드 상황시의 주행 경로
(a) 트랩(trap)상황의 극복 (b) 데드-엔드(dead-end) 상황의 극복

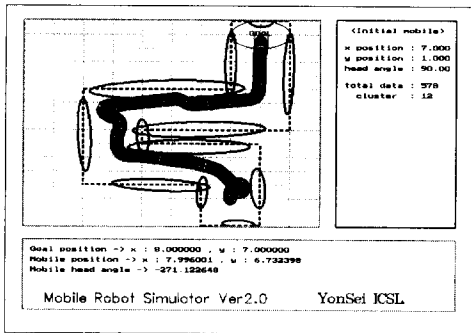
Fig. 10. Navigation path under the trap and dead-end situation. (a) Overcoming trap situation (b) Overcoming dead-end

그림 11은 미로처럼 복잡한 경로를 지닌 좁은 복도를 주행한 실험 결과이다. 목표점은 (8.0, 7.0)이며 (a)의 실험에서는 (7.4, 1.0)에서 90°의 방향으로 출발하였고, (b)의 실험에서는 (7.0, 1.0)에서 90°의 방향으로

출발하였다. (a)에서는 (5.8, 4.47)에서 EMPV를 사용하여 중간 경유점을 찾은 것을 제외하고는 MPV에 의해 부드러운 경로를 생성하였다. 하지만 (b)에서는 초기 위치로부터 왼쪽과 오른쪽에서 비교적 큰 두 타원이 똑같은 크기로 형성되었고 정면에 검출된 타원을 피해 오른쪽으로 이동한 후, 오른쪽 면에 의한 타원이 점점 커지면서 이를 피하기 위해 뒤를 향한 중간 경유점을 설정하였으나, 뒤에도 장애물이 존재함을 알게되어 현재의 상황에서는 밖으로 나갈 수 있는 길이 보이지 않는 막힘 상황에 놓이게 되었다. 결국 이동로봇은 3-3절에서 설명한 방법에 의해 가장 안전하다고 판단되는 출입구를 찾을 수 있었다.



(a)



(b)

그림 11. 미로형 좁은 복도의 주행 (a) 초기 위치 (7.4,1.0) (b) 초기 위치 (7.0,1.0)

Fig. 11. Navigation in maze-like floor. (a) Initial configuration (7.4,1.0) (b) Initial configuration (7.0,1.0)

(a)와 (b)의 실험에서 얻은 총 센서 정보 수는 각각 518개와 578개이며 11개와 12개의 정보로 각각 클러스터링 되었다. 일반적으로 그림 10에서 그림 11까지의 실험 환경은 국부적인 센서 정보만을 이용하는 지역 경로계획법으로는 매우 어려운 환경으로 알려져 있

으나 모두 안전하게 장애물을 회피하여 주어진 목표점까지 도달할 수 있었다.

V. 결론

정보를 통해 미지의 외부 환경을 인식하고 주어진 목표점까지 안전하게 이동하는데 있어 필수 요소인 환경 정보의 모델링 방법과 지역 경로 계획법에 대한 연구를 행하였다.

외부의 환경을 인식하기 위한 센서로는 실시간 처리에 적합한 초음파 센서 어레이를 사용하였고, 초음파 센서의 부정확한 거리 정보를 표현하며 유사한 정보거리의 클러스터링이 용이한 타원형의 환경 모델을 제안하였다. 또한 제안된 타원형 환경 모델을 사용하여 장애물을 안전하게 회피하며 주어진 목표점까지 이동할 수 있는 지역 경로 계획 알고리즘을 제안하였다.

제안된 타원형 환경 모델과 그를 사용한 지역 경로 계획 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 면으로 구성되는 물체에 대한 센서 정보 획득 모델을 정의하고 컴퓨터 모의 실험을 행하였다.

실험을 분석한 결과, 타원형 환경 모델은 다수의 센서에 의해 획득되는 수많은 정보들을 클러스터링을 통해 매우 적은 양으로 줄이면서도 정확한 환경 표현이 가능하며, 제안된 지역 경로 계획법을 이용해 3장에서 정의한 최적 조건을 만족하는 안전한 지역 경로를 생성할 수 있었다.

그러나 아주 좁은 영역 내에 장애물들이 밀집해 있는 경우 타원의 크기로 인해 안전한 중간 경유점 판단이 어려워지는 문제점이 있으며, 타원의 크기를 설정하고 클러스터링하는 방법에 더욱 정교하고 정형화된 계산의 필요성을 발견하였다. 또한 효율적인 경로를 생성하기 위해 주위 장애물의 분포 형태에 따라 현재 이동로봇의 위치로부터 어느 정도 멀리 중간 경유점을 설정할 것인지에 대한 연구와, 중간 경유점까지의 경로가 안전한 지를 판단하는 방법의 개선이 필요하다.

참고 문헌

- [1] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, "Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation," Kluwer Academic Publishers, 1992.

- [2] Koren, Y., Borenstein, J., "Obstacle Avoidance with Ultrasonic Sensors", IEEE Journal of Robotics and Automation", Vol. 4, NO. 2, pp. 213-218 April, 1988.
- [3] J. L. Crowley, "Navigation for an Intelligent Mobile Robot," IEEE J. of Robotics and Automation, pp31-41, Vol. RA-1, NO. 1, March, 1985.
- [4] H. P. Moravec, A. Elfes, "High resolution maps from wide angle sonar", Proc. 1985 IEEE Conf. of Robotics and Automation, pp. 116-121, 1985.
- [5] O. Khatib, "Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots", Proc. 1985 IEEE Conf. of Robotics and Automation, pp. 500-505, 1985.
- [6] B. H. Krogh, C. E. Thorpe, "Integrated path planning and dynamic steering control for autonomous vehicle", Proc. 1986 IEEE Conf. of Robotics and Automation, pp. 1664-1669, 1986.
- [7] Koren, Y., Borenstein, J., " Real-Time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots", IEEE Transactions of Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 19, NO. 5 pp. 1179-1186, 1989.
- [8] Yoram Koren and J. Borenstein, "Histogramic In-Motion Mapping for Mobile Robot Obstacle Avoidance", IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 7, NO. 4 pp. 535-539, 1991.
- [9] Yoram Koren and J. Borenstein, "Potential Field Methods and Their Inherent Limitations for Mobile Robot Navigation", Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1398-1404, 1991.
- [10] J. Borenstein, "The Vector Field Histogram - Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots ", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 7, No. 3, pp. 278-288, 1991.
- [11] Viard, V. B., Kuc. R. "A Physically Based Navigation Strategy for Sonar-Guided Vehicles ", Int. Journal of Robotics Research, Vol. 10, NO. 2, pp. 75-87, 1991.
- [12] Roman Kuc, "Building a Sonar Map in a Specular Environment Using a Single Mobile Sensor", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 12, pp. 1260-1269, 1991.
- [13] Uwe R. Zimmer, E. v. Puttkamer, "Comparing World Modelling Strategies for Autonomous Mobile Robots," IWK '94, Ilmenau, Germany, Sep. 27-30, 1994.
- [14] 김현태, 한재중, 박민용, "초음파 어레이를 이용한 이동로봇의 공간주행제어," 제9회 로보틱스 및 자동화 연구회 Workshop 논문집, pp. 99-104, 1995

저 자 소 개



韓在宗(正會員)

1993년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(학사). 1995년 8월 연세대학교 대학원 전자공학과(석사). 1995년 8월 - 현재 삼성전관 생산기술 연구소 연구원



李基哲(正會員)

1991년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(학사). 1993년 2월 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1993년 8월 - 1995년 8월 고등기술연구원 연구원. 1995년 8월 - 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야 : 이동로봇, 제어이론, 로봇비전 등



高在源(正會員)

1957년 2월 21일생. 1981년 2월 연세대학교 전기공학과 졸업(학사). 1983년 2월 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1992년 8월 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1986년 4월 - 1992년 12월 삼성전자 자동화연구소 선임연구원. 1993년 1월 - 1996년 2월 고등기술연구원 책임연구원. 1996년 3월 - 현재 유한전문대학교 교수. 주관심분야 : 로봇제어, 로봇비전, 지능제어 등

金賢泰(正會員) 第33卷 B編 第12號 參照

李義振(正會員) 第33卷 B編 第11號 參照

朴玟用(正會員) 第33卷 B編 第11號 參照
현재 연세대학교 전자공학과 교수